

Evaluation of Climate Models for Simulation of Temperature and Precipitation: Selection of the Best AR6 Model Using Multi-Criteria Decision-Making and Performance Metrics

Negin Nabatghods¹ & Parisa-Sadat Ashofteh^{2*}

1. M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, University of Qom, Qom, Iran.

2. Associate Professor, Department of Civil Engineering, University of Qom, Qom, Iran.

***Corresponding Author: PS.Ashofteh@qom.ac.ir**

Extended abstract

Introduction

Temperature and precipitation are fundamental climatic parameters that play a crucial role in climate change studies. Their accurate simulation is vital for effective water resource management and strategic planning in response to evolving climatic conditions. General Circulation Models (GCMs) serve as powerful tools for predicting future climate scenarios; however, significant variations among model outputs necessitate the selection of the most suitable model tailored to the specific climatic conditions of the study area (Qarnqu Watershed). Previous studies have integrated Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) methods with statistical performance metrics to identify the optimal climate model, thereby enhancing predictive accuracy and minimizing uncertainties in decision-making processes. In this study, the performance of 19 CMIP6 climate models in simulating temperature and precipitation was assessed using the Analytic Hierarchy Process (AHP) method combined with statistical indicators. The primary objective was to determine the most appropriate CMIP6 climate model for the study area.

Methods and Materials

In this study, the long-term monthly averages of temperature and precipitation simulated by 19 climate models from the CMIP6 report were computed for the baseline period of 1971–2000. These simulated values were then compared with the corresponding observed data obtained from the Miyaneh synoptic station during the same period. To assess the accuracy of the models, seven statistical performance metrics—including Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE), Kling-Gupta Efficiency (KGE), Root Mean Square Error (RMSE), Normalized Root Mean Square Error (NRMSE), Mean Absolute Error (MAE), Percent Bias (PBIAS), and Pearson correlation coefficient (r)—were calculated for all 19 models and subsequently compared. To enhance the analysis, each model was weighted using the weighted average method, which incorporates observed mean values of temperature and precipitation. This weighting approach aimed to provide a more comprehensive evaluation of model performance. Finally, the Expert Choice software was utilized to rank and select the best-performing model among the 19 CMIP6 models for simulating both temperature and precipitation variables. The selection process was based on an integration of statistical metrics and the AHP method.

Results and Discussion

This study evaluates 19 climate models from the CMIP6 report and investigates the selection of the optimal model for simulating temperature and precipitation. The results indicate that certain models, such as CMCC-ESM2 and FIO-ESM-2-0, performed well in simulating precipitation, with estimated values showing reasonable agreement with observed data. Similarly, models like MRI-ESM1-2-LR and AWI-CM-1-1-MR provided accurate temperature estimates, demonstrating strong consistency with observational data. Furthermore, the performance assessment of the climate models using statistical metrics revealed that the models generally performed better in simulating temperature than precipitation. To enhance the analysis, each of the 19 models was weighted using the Weighted Average Method (WAM), which incorporates observed mean values of temperature and precipitation. The results showed that models NORESM2-MM and INM-CM4-8 had the highest influence on precipitation simulation, while models MPI-ESM1-2-LR and NESM3 carried the most weight for temperature simulation. The final selection of the best-performing model was conducted using Expert Choice software, which considered the seven key statistical criteria introduced

earlier and performed pairwise comparisons among them. Based on a comprehensive evaluation of all requirements, the CMCC-ESM2 model was identified as the best model for generating future precipitation data, while the MPI-ESM1-2-LR model was selected as the optimal choice for simulating future temperature data.

Conclusion

In summary, the findings of this study indicate that climate models generally perform better in simulating temperature than precipitation. Additionally, the evaluation and comparison of 19 CMIP6 climate models using Expert Choice software, combined with the AHP and statistical criteria, revealed that the CMCC-ESM2 model exhibited the highest accuracy in precipitation simulation, while the MPI-ESM1-2-LR model excelled in temperature simulation. These results underscore the importance of selecting climate models tailored to specific climatic variables and regions. The outcomes of this research contribute to improving climate projections and supporting decision-making processes related to water resource management and climate change adaptation strategies. Future studies are recommended to further validate these findings by applying the selected models to other climatic regions or incorporating additional statistical metrics and advanced weighting methods.

Keywords: CMIP6 climate models, Temperature and precipitation simulation, Climate change, Multi-Criteria decision-making (AHP), Performance evaluation metrics.

امکان‌سنجی تغییر کشت از گیاهان زراعی به دارویی در شرایط خشک‌سالی: مورد منطقه مارگون

سید ابی طالب موسوی مؤید^۱، مهدی نوری پور^{۲*} و مریم شریف زاده^۳

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد ترویج کشاورزی، گروه مدیریت توسعه روستایی، دانشکده...، دانشگاه یاسوج، یاسوج، ایران.

۲- استاد گروه مدیریت توسعه روستایی، گروه مدیریت توسعه روستایی، دانشکده...، دانشگاه یاسوج، یاسوج، ایران.

۳- دانشیار گروه مدیریت توسعه روستایی، گروه مدیریت توسعه روستایی، دانشکده...، دانشگاه یاسوج، یاسوج، ایران.

*نویسنده مسئول: m.sharifzadeh@yu.ac.ir

چکیده

این پژوهش به بررسی عملکرد ۱۹ مدل اقلیمی از گزارش ششم (CMIP6) در شبیه‌سازی متغیرهای دما و بارش در حوضه آبریز قرنقو طی دوره ۱۹۷۱-۲۰۰۰ می‌پردازد. هدف اصلی، شناسایی دقیق‌ترین مدل برای پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی در این منطقه است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از معیارهای آماری شامل کارایی نش-ساتکلیف (NSE)، کارایی کلینگ-گپتا (KGE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال‌شده (NRMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE)، درصد اریبی (PBIAS) و ضریب همبستگی (r) استفاده می‌شوند. نتایج نشان می‌دهند که عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی دما به‌طور قابل توجهی بهتر از بارش است. مدل‌های MPI-ESM1-2-LR و CMCC-ESM2 به ترتیب به‌عنوان بهترین مدل‌ها برای شبیه‌سازی دما و بارش شناسایی شدند. علاوه بر این، تحلیل حساسیت و وزن‌دهی مبتنی بر AHP نشان داد که مدل‌های INM-CM4-8 و NORESM2-MM بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی بارش و مدل‌های NESM 3 و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی دما دارند. هم‌چنین، تحلیل حساسیت انجام‌شده، پایداری نتایج را در شرایط مختلف تأیید می‌کند. یافته‌های این مطالعه می‌توانند به برنامه‌ریزی‌های آبی و مدیریت منابع طبیعی در منطقه کمک کنند. در نهایت، این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های دقیق‌تر می‌تواند به کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری‌های اقلیمی منجر شود.

واژگان کلیدی: مدل‌های اقلیمی CMIP6، شبیه‌سازی دما و بارش، تغییر اقلیم، تصمیم‌گیری چندمعیاره (AHP)، شاخص‌های ارزیابی عملکرد.

مقدمه

تغییرات اقلیمی، به عنوان یکی از جدی ترین چالش های قرن حاضر، تأثیرات عمیقی بر سامانه های طبیعی و انسانی از جمله منابع آبی و الگوهای بارش گذاشته است (Abdolzadeh et al., 2022). با توجه به نقش کلیدی دما و بارش در مدیریت منابع طبیعی، برنامه ریزی های آبی و تعیین تغییرات اقلیمی، شبیه سازی دقیق این متغیرها اهمیت ویژه ای دارد (Mirzaei et al., 2025; Helmi et al., 2023). اما تنوع و عدم دقت مدل های اقلیمی موجود، کارآمدی و قابلیت اعتماد پیش بینی های اقلیمی را محدود می کند. در این زمینه، ارزیابی جامع و مقایسه ای مدل های اقلیمی جهت شناسایی دقیق ترین مدل برای شرایط اقلیمی منطقه مورد مطالعاتی امری ضروری است. از سوی دیگر، استفاده از روش های تصمیم گیری چندمعیاره و بهره گیری از معیارهای آماری دقیق می تواند در انتخاب بهینه مدل های اقلیمی مؤثر باشد تا علاوه بر ارتقای دقت پیش بینی ها، به کاهش عدم قطعیت در تصمیم گیری های مرتبط کمک کند. در این راستا، روش های تصمیم گیری چندمعیاره (MCDM) به عنوان یک رویکرد سازماندهی شده، امکان ارزیابی و مقایسه مدل ها را براساس شاخص های آماری مختلف فراهم می کنند. این روش ها با در نظر گرفتن معیارهای مختلف، به انتخاب مدلی کمک می کنند که بیشترین تطابق را با شرایط واقعی داشته باشند (Saaty, 1990). در ادامه تحقیقات مختلفی که در این راستا انجام شده است، تشریح می شوند.

کیجلاستروم (Kjellstrom, 2010) آمار روزانه و ماهانه دماهای بیشینه و کمینه و بارش را در مجموعه ای از ۱۶ مدل اقلیمی منطقه ای با استفاده از داده های بازسازی شده برای دوره ۱۹۶۱-۱۹۹۰ ارزیابی کردند. نتایج نشان دادند که دقت مدل ها بسته به فصل و منطقه متغیر بوده و هیچ مدلی در همه شرایط بهترین یا بدترین عملکرد را نداشته است. ویانت (Weyant, 2017) دو دسته از مدل های ارزیابی یک پارچه (IAMs) را بررسی نمود: مدل های تصمیم فرآیند (DP-IAM) که بر گزینه های کاهش تغییرات اقلیمی و تأثیرات آن تمرکز داشتند، و مدل های تحلیل هزینه-فایده (BCA-IAM) که به صورت کلی تر به محاسبه مسیرهای انتشار کربن و قیمت های کربن برای بیشینه سازی رفاه جهانی پرداختند. نتیجه این بود که این مدل ها در سیاست گذاری مؤثر بودند، اما عدم قطعیت های آنها ناشی از کمبود درک کامل سامانه های اقلیمی بود. پیشرفت های آینده در مدل سازی می تواند این ابزارها را دقیق تر و کاربردی تر کند. کیم و همکاران (Kim et al., 2020) مدل های CMIP6 را با تمرکز بر شاخص های حدی اقلیمی^۱ ETCCDI^۱ ارزیابی کردند و عملکرد آنها را در شبیه سازی الگوهای دما و بارش های شدید با داده های HadEX3، بازتحلیل ها و مدل های CMIP5 مقایسه کردند. نتایج نشان دادند که مدل های CMIP6 بهبودهای محدودی در شبیه سازی دما و بارش نسبت به CMIP5 داشتند، اما ارزیابی هایی مانند سردی بیش از حد در مناطق قطبی و خشکی در مناطق گرمسیری همچنان وجود داشت. بایسا و همکاران (Bayissa et al., 2021) عملکرد چهار مدل اقلیمی منطقه ای که توسط سه مدل گردش عمومی جو راه اندازی شده اند را برای شبیه سازی شاخص های اقلیمی مبتنی بر دما و بارش در دوره مرجع ۲۰۰۵-۱۹۷۵ ارزیابی کردند. نتایج نشان دادند که برخی مدل ها مانند EC-EARTH، HIRHAM5 و MPI-ESM-LR، در بازتولید شاخص های مشاهده شده عملکرد بهتری داشتند، در حالی که میانگین مجموعه مدل ها در شبیه سازی شاخص های دمایی موفق تر بود. پرادان و همکاران (Pradhan et al., 2021) عملکرد ۱۲ مدل گردش عمومی (GCM) از گزارش CMIP5 را برای شبیه سازی بارش و دما در حوضه رودخانه کوشی نیپال ارزیابی نمودند. نتایج نشان دادند که مدل های CanESM2 و CSIRO-MK3.6.0 برای پیش بینی رویدادهای حدی بارش و مدل های BCC-CSM 1.1، CanESM2، NorESM1-M و CNRM-CM5 برای رویدادهای حدی دما مناسب تر بودند. آنیل و راج (Anil and Raj, 2022)، ۲۱ مدل GCM از پروژه CMIP6 را برای شبیه سازی بارش ماهانه در دوره ۲۰۱۴-۱۹۵۱ در حوضه رودخانه کریشنا^۲ بررسی نمودند. روش عدم قطعیت متقارن^۳ (SU) و روش اولویت بندی براساس شباهت به راه حل ایده آل (TOPSIS) برای انتخاب مناسب ترین مدل ها استفاده شدند. مدل های MPI-ESM1-2-HR، INM-CM5-0، MIROC6، IPSL-CM6A-LR، BCC-CSM2-MR و MPI-ESM1-2-HR به عنوان

^۱ Expert Team on Climate Change Detection and Indices

^۲ Krishna

^۳ Symmetric Uncertainty

مناسب‌ترین مدل‌ها شناسایی شدند. نتایج نشان دادند که تغییرات بارش در دوره آینده (۲۰۷۱-۲۱۰۰) در فصل موسم بارانی بیش‌تر از کل سال بود، که نشان‌دهنده تمرکز بیش‌تر بارندگی در این فصل بود. هونگو و همکاران (Houngue et al., 2022)، ۱۵ مدل اقلیمی منطقه‌ای موجود در پایگاه داده CORDEX را با استفاده از روش اولویت‌بندی براساس شباهت به گزینه ایده‌آل (TOPSIS) برای شناسایی بهترین مدل‌ها برای مطالعات اقلیمی در حوضه رودخانه مونو^۴ و بنین^۵ و توگو^۶ ارزیابی کردند. براساس نتایج روش TOPSIS، شش مدل برتر انتخاب و به‌صورت میانگین در یک گروه، ترکیب شدند. دهقانی و همکاران (Dehghani et al., 2025) به بررسی داده‌های پیش‌بینی بارش در منطقه صباح و ساراواک، مالزی، تحت سناریوهای SSP126، SSP245 و SSP585 با استفاده از سه مدل GCM پرداختند. نتایج نشان دادند که به‌طور کلی روند مثبتی در بارش پیش‌بینی شد. همچنین آن‌ها دریافتند که با افزایش مدت خشک‌سالی، شدت آن نیز افزایش می‌یابد.

ارزیابی مدل‌های اقلیمی CMIP6 برای شبیه‌سازی شرایط دما و بارش در حوضه قرقنو ضروری بوده و استفاده از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره (AHP) و نرم‌افزار Expert Choice رویکردی دقیق و سازمان‌دهی شده برای انتخاب بهترین مدل‌ها به نظر می‌رسد. با توجه به حساسیت منطقه قرقنو نسبت به تغییرات اقلیمی، تمرکز بر پیش‌بینی‌های دقیق‌تر می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های مؤثر در مدیریت منابع طبیعی و برنامه‌ریزی منطقه‌ای کمک کند. از دیدگاه علمی، بهره‌گیری از معیارهای آماری در این مطالعات برای ارزیابی دقیق‌تر، اهمیت ویژه‌ای دارد. هدف این مطالعه، ارزیابی و مقایسه‌ی عملکرد مدل‌های تغییر اقلیمی گزارش ششم (CMIP6) در شبیه‌سازی دما و بارش در حوضه قرقنو در دوره (۲۰۰۰-۱۹۷۱) برای انتخاب بهترین مدل با بهترین رویکرد دمایی و بارشی است. منطقه مذکور به‌دلیل ویژگی‌های خاص اقلیمی و تأثیرپذیری بالا از تغییرات اقلیمی، به‌عنوان یک منطقه حساس و مهم شناخته می‌شود. با توجه به تأثیرات تغییر اقلیم بر الگوهای دما و بارش، ضرورت دارد که مدل‌های اقلیمی با دقت بالایی ارزیابی شوند تا بتوانند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از شرایط اقلیمی آینده ارائه دهند. برای این منظور، از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره (روش AHP) در نرم‌افزار Expert Choice با معیارهای آماری دقیقی بهره گرفته شد. این رویکرد به‌دنبال شناسایی بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات اقلیمی در منطقه است. بنابراین، این مطالعه با هدف رفع این چالش‌ها و ارائه یک چارچوب علمی، به ارزیابی و انتخاب بهترین مدل‌های اقلیمی CMIP6 در شبیه‌سازی دما و بارش منطقه قرقنو می‌پردازد.

مواد و روش‌ها

در ابتدا، داده‌های مشاهداتی دما و بارش جمع‌آوری و پردازش می‌شوند تا به‌عنوان مبنای مقایسه عملکرد مدل‌ها قرار گیرند. پس از جمع‌آوری داده‌های مربوط به مدل‌ها، وزن‌دهی اولیه مورد بررسی قرار می‌گیرد. به‌منظور ارزیابی دقت هر مدل، معیارهای آماری مختلفی شامل NSE ، KGE ، $RMSE$ ، $NRMSE$ ، MAE و $PBIAS$ و r برای هر مدل محاسبه می‌شوند. برای وزن‌دهی به این شاخص‌ها، از روش AHP در نرم‌افزار Expert Choice استفاده می‌شود که در آن نظرات کارشناسان حوزه اقلیم‌شناسی و مدیریت منابع آب به عنوان عاملی کلیدی در نظر گرفته خواهد شد. پس از تعیین وزن‌های نسبی هر معیار، عملکرد مدل‌ها با توجه به نمرات حاصل از ترکیب شاخص‌ها مقایسه می‌شود. در نهایت، مدلی که بهترین عملکرد را براساس معیارهای انتخابی داشته باشد، به‌عنوان بهترین مدل انتخاب خواهد شد. این رویکرد نه تنها دقت ارزیابی را افزایش خواهد داد، بلکه به‌عنوان یک روش سازمان‌دهی شده برای انتخاب مدل‌های اقلیمی معرفی می‌شود و می‌تواند برای تولید پارامترهای اقلیمی دوره آینده نیز مورد استفاده قرار گیرد.

منطقه مورد مطالعه و معیارهای مدیریتی

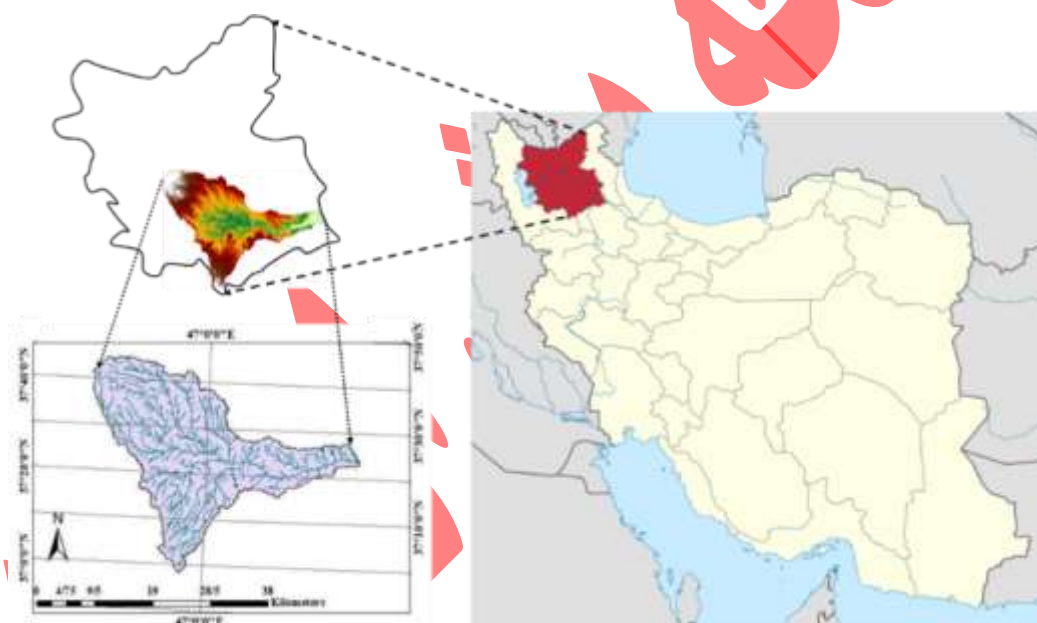
حوضه آبریز قرقنو در دامنه‌های شرقی رشته‌کوه سهند، واقع در استان آذربایجان شرقی ایران است. محدوده این حوضه بین طول شرقی ۴۵ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۵۰ دقیقه و عرض شمالی ۳۶ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۵۰ دقیقه قرار دارد. یکی

⁴ Mono River

⁵ Benin

⁶ Tongo

از زیرحوضه‌های مهم حوضه آبریز بزرگ خزر است که با وسعتی حدود ۳۵۹۰ کیلومتر مربع، نقش حیاتی در مدیریت منابع آب منطقه ایفا می‌کند. شکل ۱ موقعیت این حوضه آبریز را نشان می‌دهد. این حوضه دارای هشت رودخانه اصلی است که بزرگ‌ترین آنها، رودخانه قرنقو، میزبان سد چندمنظوره قرنقو می‌باشد. این سد با ظرفیت کلی ۱۶۵ میلیون مترمکعب، شامل ۱۳۵ میلیون مترمکعب حجم مفید و ۱۷ میلیون مترمکعب حجم مرده، به‌عنوان یکی از زیرساخت‌های کلیدی منطقه شناخته می‌شود. آبدهی سالانه سد حدود ۱۴۹ میلیون مترمکعب برآورد شده که به تأمین نیازهای شرب، صنعت، کشاورزی و زیست‌محیطی اختصاص می‌یابد. تقاضای آب در بخش شرب و صنعت هرکدام ۳ میلیون مترمکعب و در بخش زیست‌محیطی ۵ میلیون مترمکعب است. علاوه بر این، سطح زیر کشت در پایاب سد حدود ۱۴۵۰۰ هکتار است که نشان‌دهنده اهمیت این حوضه در تأمین آب کشاورزی منطقه است. حوضه قرنقو به‌دلیل موقعیت جغرافیایی ویژه‌اش، تحت تأثیر الگوهای اقلیمی متنوعی قرار دارد که بر رژیم بارش و جریان آب تأثیر می‌گذارد. حفظ این منبع آبی و مدیریت پایدار آن، ضروری برای توسعه اقتصادی و اجتماعی منطقه محسوب می‌شود (Ashofteh, 2018).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز قرنقو در شمال غرب ایران.
Fig 1- Geographical Location of The Qarnqu Watershed in The Northwest of Iran.

گزارش ششم ارزیابی

تغییر اقلیم به‌عنوان یکی از چالش‌های جهانی برجسته، همواره مورد توجه سازمان‌ها و نهادهای بین‌المللی قرار داشته است. در این راستا، هیئت بین‌دولتی تغییر اقلیم^۷ (IPCC) که در سال ۱۹۸۸ توسط سازمان ملل متحد و سازمان جهانی هواشناسی^۸ (WMO) تأسیس شد، نقش مهمی در ارزیابی علمی، فنی و اجتماعی-اقتصادی تغییرات اقلیمی ایفا کرده است. این هیئت با انتشار گزارش‌های دوره‌ای، دیدگاه‌های جامعی از وضعیت فعلی تغییر اقلیم، علل آن و پیامدهای آن ارائه داده و راه‌کارهایی برای مقابله با این پدیده ارائه می‌کند. گزارش ششم IPCC (AR6) آخرین و جامع‌ترین ارزیابی منتشرشده توسط این هیئت است که در سه بخش اصلی تنظیم شده است. هر بخش به‌وسیله یک کارگروه متخصص بررسی شده و شامل جنبه‌های مختلفی از تغییرات اقلیمی است. کارگروه اول (WG1) با عنوان "پایه‌های علمی تغییر اقلیم"، به بررسی علوم فیزیکی و مشاهدات اقلیمی می‌پردازد و با استفاده از داده‌های

⁷ Intergovernmental Panel on Climate Change

⁸ World Meteorological Organization

تاریخی، شبیه‌سازی‌های مدل‌های CMIP6 و پیش‌بینی‌های آینده، علل و سازوکارهای تغییر اقلیم را تحلیل می‌کند. کارگروه دوم (WG2) با عنوان "تأثیرات، سازگاری و آسیب‌پذیری"، پیامدهای اجتماعی، اقتصادی و زیست‌محیطی تغییر اقلیم را ارزیابی می‌کند و به بررسی ریسک‌های ناشی از تغییر اقلیم، تأثیرات آن بر بوم‌سازگان‌ها، منابع آب و جوامع مختلف و ارائه راهبردهای سازگاری می‌پردازد. در نهایت، کارگروه سوم (WG3) با عنوان "کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای"، راه کارهای عملی برای کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای را بررسی می‌کند و به موضوعاتی مانند انرژی‌های تجدیدپذیر، توسعه پایدار، اقتصاد کم‌کربن و نقش سیاست‌های بین‌المللی می‌پردازد (IPCC, 2001). این سه کارگروه با همکاری متخصصان حوزه‌های مختلف، دیدگاه‌های جامعی از تغییر اقلیم و راه کارهای مقابله با آن ارائه می‌دهند که به‌عنوان مرجعی کلیدی برای تصمیم‌گیری‌های جهانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این گزارش هم‌چنین شامل یک گزارش ترکیبی است که یافته‌های کلیدی سه کارگروه را خلاصه کرده و به سیاست‌گذاران اطلاعات جامع و قابل استفاده ای ارائه می‌دهد. علاوه بر این، گزارش ششم به موضوعات خاصی مانند تأثیرات اقلیمی بر مناطق مختلف، نقش شهرها در کاهش تغییر اقلیم، و اهمیت همکاری‌های بین‌المللی پرداخته است.

سناریوهای SSP

سناریوهای SSP در گزارش ششم IPCC به‌عنوان ابزاری برای درک تأثیرات مختلف سیاست‌ها و اقدامات انسانی بر تغییرات اقلیمی طراحی شده‌اند. در این گزارش از ترکیب سناریوهای مسیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSP) و مسیرهای غلظت نماینده (RCP) برای ارزیابی آینده تغییرات اقلیمی استفاده شده است. این ترکیب به‌صورت SSP X-Y نمایش داده می‌شود که در آن X نشان‌دهنده مسیر اجتماعی-اقتصادی و Y بیان‌گر سطح غلظت گازهای گلخانه‌ای است. در ادامه، به معرفی خلاصه‌ای از این سناریوها در جدول ۱ پرداخته می‌شود.

جدول ۱. خلاصه‌ای از تحلیل ویژگی‌های هر سناریو.

Table 1. Summary of Analysis of The Characteristics of Each Scenario.

سناریو Scenario	عنوان Title	ویژگی‌های کلیدی Key Features	تأثیر بر انتشار گازهای گلخانه‌ای Impact on greenhouse gas emissions
SSP1	Sustainable Development	Reducing inequality, the use of renewable energy, international cooperation, and the improvement of quality of life	Significant reduction in emissions
SSP2	Middle Path	Continuation of the current path without significant changes, limited actions to reduce emissions, gradual changes	Moderate emissions
SSP3	Regional Disparity	Limited international cooperation, increased inequality, and continued use of fossil fuels	Increased emissions
SSP4	Inequality	Uneven development, unequal access to technology, deep differences between regions and groups	Varied emissions
SSP5	Fossil Fuels	Rapid economic growth, heavy reliance on fossil fuels, and extensive use of natural resources	Significant increase in emissions

مدل‌های اقلیمی گزارش ششم IPCC

استفاده از مدل‌های گوناگون در گزارش ششم IPCC به‌دلیل تنوع در فرضیات، کاهش عدم قطعیت‌ها، و پوشش شرایط مختلف جغرافیایی و اقلیمی است. هر مدل با ساختار و روش‌های خاص خود، جنبه‌های متفاوت تغییر اقلیم را شبیه‌سازی می‌کند و خطاهای قاعده‌مند را تعدیل می‌کند. این رویکرد به محققان اجازه می‌دهد تا سناریوهای SSP متنوع را بررسی کرده و نیازهای سیاست‌گذاران

را برآورده کنند. همچنین، استفاده از مدل‌های مختلف به اعتبارسنجی نتایج و ترکیب دانش‌های چندرشته‌ای کمک می‌کند و این تنوع، تصویر دقیق‌تری از آینده ارائه می‌دهد. در این مطالعه از ۱۹ مدل اقلیمی گزارش ششم بدین‌منظور استفاده شده است.

جمع‌آوری داده‌ها و محاسبه میانگین بلندمدت ماهانه تغییر اقلیم

برای به‌دست آوردن پارامترهای اقلیمی دما و بارش در دوره پایه ۱۹۷۱-۲۰۰۰ برای تمامی مدل‌ها از پایگاه Copernicus استفاده شد. در این پژوهش از پارامتر دما برحسب کلون و پارامتر بارش برحسب کیلوگرم بر متر مربع در ثانیه استفاده شده است. همچنین در این تحقیق قبل از اینکه وزن‌دهی اولیه انجام شود، متوسط بلندمدت (۳۰ ساله) ماهانه بارش و دما برای تمام مدل‌ها و داده‌های مشاهده‌ای تعیین می‌شود.

وزن‌دهی مدل‌های اقلیمی

در این مطالعه، به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها و ترکیب نتایج آنها، از روش وزن‌دهی مبتنی بر میانگین مشاهداتی دما و بارش استفاده شد (Ashofteh et al., 2013). این روش که بر پایه داده‌های مشاهداتی محلی توسعه یافته است، به محاسبه میانگین مقادیر دما و بارش در یک دوره پایه (به‌طور معمول ۳۰ ساله) مطابق با رابطه (۱) می‌پردازد و این میانگین‌ها به‌عنوان معیاری برای وزن‌دهی مدل‌ها در نظر گرفته می‌شوند. در این رویکرد و برای هر ماه، مدل‌هایی که خروجی‌های نزدیک‌تری به میانگین بلندمدت ماهانه مشاهداتی دارند، وزن بیش‌تری دریافت می‌کنند. این روش نه‌تنها به‌دلیل سادگی و قابلیت اجرا در مناطق مختلف، بلکه به‌دلیل تأکید بر داده‌های محلی، ابزاری قدرتمند برای ارزیابی عدم قطعیت‌ها و بهبود دقت پیش‌بینی‌ها محسوب می‌شود. استفاده از این رویکرد در تحلیل‌های فعلی، امکان مقایسه دقیق‌تر بین مدل‌ها و ارائه نتایجی با قابلیت اعتماد بالاتر را فراهم می‌کند.

$$W_i = \frac{\frac{1}{Diff_{x,i}}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{Diff_{x,i}}} \quad (1)$$

که در آن، $Diff_{x,i}$ = انحراف میانگین بارش یا دما داده‌های هر یک از مدل‌ها در دوره پایه در ماه (x) از میانگین داده‌های مشاهداتی است. N تعداد مدل‌ها و W_i = وزن داده‌شده به هریک از این مدل‌ها (i) می‌باشد.

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره به‌منظور مدیریت و ساختاردهی گستره‌ای از اهداف و معیارها و پیچیدگی ذاتی مسائل همواره در مسیر برگزیدن تصمیمات و انتخاب‌های با کیفیت و همه‌جانبه مورد استفاده قرار گرفته است (Parviz et al., 2024). روش AHP یکی از روش‌های پرکاربرد در تصمیم‌گیری چندمعیاره است که توسط ساعتی (Saaty, 1990) معرفی شد. این روش با استفاده از مقایسه‌های زوجی، امکان اولویت‌بندی معیارها و گزینه‌ها را فراهم می‌کند و به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا وزن هر معیار را براساس اهمیت آن تعیین کنند. AHP از طریق تجزیه مسئله به سطوح مختلف، از جمله اهداف، معیارها و گزینه‌ها، به تحلیل سامان‌دهی شده می‌پردازد. این روش قابلیت ترکیب داده‌های کیفی و کمی را دارد و از ماتریس‌های مقایسه زوجی برای محاسبه وزن‌ها استفاده می‌کند. ناسازگاری در مقایسه‌ها نیز توسط AHP بررسی می‌شود که به افزایش اعتبار نتایج کمک می‌کند. این رویکرد به‌دلیل سادگی و انعطاف‌پذیری، در حوزه‌های مختلفی مانند مدیریت منابع، برنامه‌ریزی شهری و ارزیابی پروژه‌ها کاربرد فراوانی دارد.

مقایسه‌های زوجی

مقایسه‌های زوجی یکی از مراحل اصلی و اساسی در روش AHP است که به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا اهمیت نسبی معیارها یا گزینه‌ها را با دقت بیشتری تعیین کنند. این مرحله بر پایه قضاوت‌های کارشناسان و متخصصان حوزه مربوطه استوار است و نقش کلیدی در دقت و اعتبار نتایج نهایی دارد، این فرآیند شامل مراحل زیر است:

(الف) جمع‌آوری نظرات کارشناسان

(ب) بررسی سازگاری قضاوت‌ها

- پس از تشکیل ماتریس مقایسات زوجی، نرخ ناسازگاری^۹ (CR) محاسبه می‌شود.
 - اگر CR کمتر از ۰/۱ باشد، قضاوت‌ها سازگار هستند. در غیر این صورت، کارشناسان باید مقایسه‌های خود را دوباره بررسی و اصلاح کنند.
- برای انجام مقایسات زوجی، کارشناسان از یک مقیاس عددی استفاده می‌کنند که از ۱ تا ۹ تعریف شده است. این مقیاس نشان دهنده اهمیت نسبی یک عنصر نسبت به عنصر دیگر است، در جدول ۲ مفهوم توصیفی از هریک از اعداد آورده شده است.

جدول ۲. مفهوم توصیفی ارزش اعداد

Table 2. Descriptive Concept of Numbers' Value

توصیف Description	ارزش عددی Number's Value
ترجیح برابر Equal preference	1
ترجیح متوسط Moderate preference	3
ترجیح قوی Strong preference	5
ترجیح خیلی قوی Very strong preference	7
نهایت ترجیح بی Infinite preference	9
مقادیر بینابینی Intermediate values	2, 4, 6, 8

بررسی نرخ ناسازگاری

این مرحله به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا اعتبار و دقت مقایسات زوجی انجام‌شده توسط کارشناسان را ارزیابی کنند. اگر نرخ ناسازگاری بیش از حد مجاز باشد، نشان‌دهنده وجود ناهماهنگی یا خطاهایی در قضاوت‌هاست که باید بررسی و اصلاح شود. مراحل محاسبه نرخ ناسازگاری در ادامه آورده شده است:

(الف) محاسبه بردار ویژه (λ_{max})

بردار ویژه (λ_{max}) یکی از اجزای اصلی در محاسبه نرخ ناسازگاری است. این مقدار از طریق ضرب ماتریس مقایسات زوجی در بردار وزن‌ها به دست می‌آید. فرمول کلی آن مطابق با رابطه (۲) است:

⁹ Consistency Ratio

$$\lambda_{max} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(AW)_i}{W_i}}{n} \quad (2)$$

(ب) محاسبه شاخص سازگاری (CI)

شاخص سازگاری (CI) نشان‌دهنده میزان انحراف از سازگاری در مقایسات زوجی است. این شاخص از رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (3)$$

(پ) محاسبه نرخ سازگاری (CR)

نرخ سازگاری (CR) از تقسیم شاخص سازگاری (CI) بر شاخص ناسازگاری تصادفی (RI) مطابق با رابطه (۴) به دست می‌آید:

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (4)$$

شاخص ناسازگاری تصادفی (RI) یک مقدار ثابت است که براساس تعداد عناصر مقایسه شده (n) تعیین می‌شود.

تحلیل حساسیت^{۱۰}

تحلیل حساسیت به بررسی تأثیر تغییرات در وزن معیارها بر نتایج نهایی می‌پردازد. این تحلیل به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا پایداری تصمیم‌گیری را ارزیابی کنند و بهترین گزینه را انتخاب نمایند. این تحلیل به کاربر کمک می‌کند تا پایداری و اعتبار نتایج را در شرایط مختلف ارزیابی کند. زمانی که وزن معیارها تحت تأثیر عوامل تصادفی قرار می‌گیرد، تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که آیا گزینه منتخب همچنان بهترین انتخاب خواهد بود یا خیر. این رویکرد به‌ویژه در حوزه سازگاری با تغییر اقلیم، که پیچیدگی و عدم قطعیت بالایی دارد، بسیار کاربردی است. با شناسایی معیارهای حساس و بررسی تأثیر تغییرات آن‌ها، می‌توان نقاط ضعف مدل را شناسایی و رفع کرد. همچنین، این تحلیل به تصمیم‌گیران اطمینان می‌دهد که انتخاب نهایی، مستقل از تغییرات جزئی در وزن دهی است. بنابراین، تحلیل حساسیت نه تنها اعتبار نتایج را تقویت می‌کند، بلکه به طراحی سیاست‌های انعطاف‌پذیر و مقاوم کمک می‌کند.

معیارهای آماری

ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی، فرایندی حیاتی در علوم مختلف است که منجر به درک دقت و قابلیت اطمینان آنها می‌انجامد. شاخص‌های آماری، ابزارهای قدرتمندی برای این ارزیابی هستند. هریک از شاخص‌های NSE ، KGE ، $RMSE$ ، MAE ، $PBIAS$ و r ، جنبه‌های متفاوتی از عملکرد مدل را روشن می‌کنند، و استفاده از ترکیبی از آنها دیدگاه جامعی ارائه می‌دهد. شاخص NSE که توسط نش و ساتکلیف (Nash and Sutcliffe, 1970) معرفی شد، میزان تطابق کلی بین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات را نشان می‌دهد. وقتی مقدار NSE نزدیک به ۱ است، نشان از دقت بسیار بالای مدل می‌دهد، در حالی که مقادیر کمتر از صفر، به معنای عملکرد ضعیف‌تر از یک پیش‌بینی ساده با استفاده از میانگین داده‌های مشاهده شده است. NSE در واقع، نسبت واریانس خطاها در مدل به واریانس داده‌های مشاهده شده است. فرمول این شاخص به صورت رابطه (۵) است:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

¹⁰ Sensitivity Analysis

شاخص KGE که توسط گوپتا و همکاران (Gupta et al., 2009) توسعه داده شد، به صورت جامع تر سه جنبه‌ی کلیدی از عملکرد مدل را شامل همبستگی (رابطه‌ی خطی بین پیش‌بینی و مشاهده)، میانگین (میزان اریبی) و مقیاس (تناسب پراکندگی پیش‌بینی ها با پراکندگی مشاهدات) در نظر می‌گیرد. مقدار KGE نزدیک به ۱، نشان‌دهنده تطابق عالی است. مزیت KGE در تفکیک این سه مولفه است که درک دقیق‌تری از عملکرد مدل فراهم می‌کند. این شاخص به صورت رابطه (۶) است:

$$KGE = 1 - \sqrt{(CC - 1)^2 + (\sigma_f - 1)^2 + (\gamma - 1)^2} \quad (6)$$

که در آن، CC = ضریب همبستگی بین داده‌های شبیه‌سازی و مشاهده‌ای، σ_f = نسبت انحراف معیار مقادیر شبیه‌سازی به انحراف معیار مقادیر مشاهده‌ای، و γ = نسبت میانگین مقادیر شبیه‌سازی به میانگین مقادیر مشاهده‌ای است. شاخص‌های $RMSE$ و MAE که توسط ویلموت و ماتسورا (Willmott and Matsuura, 2005) معرفی شدند، برای اندازه‌گیری‌های خطا هستند. $RMSE$ به خطاهای بزرگ حساسیت بیشتری نشان می‌دهد، زیرا از مربع خطاها استفاده می‌کند. اما MAE به خطاهای بزرگ حساسیت کم‌تری نشان می‌دهد، زیرا از مقدار مطلق خطاها استفاده می‌کند. هر دو شاخص با واحد داده‌ها مطابقت دارند و هرچه مقدار آنها کوچک‌تر باشد، دقت مدل بالاتر است. روابط ریاضی آنها به صورت روابط (۷) و (۸) ارائه شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\bar{y}_i - x_i| \quad (8)$$

$NRMSE$ توسط هایدمن و کوهر (Hydman and Koehler, 2006) معرفی شد، که به کمک شاخص $RMSE$ نرمالایز می‌شود، بدین صورت که مطابق با رابطه (۹) $RMSE$ به میانگین داده‌های مشاهده‌شده تقسیم می‌شود. این نرمالیزاسیون، مقایسه مدل‌ها را با مقیاس‌های متفاوت آسان‌تر می‌کند.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}} \quad (9)$$

شاخص $PBIAS$ توسط موریاسی و همکاران (Moriassi et al., 2007) معرفی شد، این شاخص مطابق با رابطه (۱۰) میزان اریبی یا انحراف سیستمی مدل را نشان می‌دهد. مقدار $PBIAS$ نزدیک به صفر، نشان‌دهنده عدم اریبی است. مقدار مثبت به معنای تخمین پایین و مقدار منفی به معنای تخمین بالای مدل است.

$$PBIAS = 100 \times \left[\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)}{\sum_{i=1}^N x_i} \right] \quad (10)$$

ضریب همبستگی r مطابق با رابطه (۱۱) میزان همبستگی خطی بین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات را اندازه‌گیری می‌کند. این شاخص توسط پیرسون (Pearson, 1895) برای اولین بار معرفی شد و مقدارش بین ۱ و -۱ است. ۱ نشان‌دهنده همبستگی مثبت کامل و -۱ نشان‌دهنده همبستگی منفی کامل است. مقدار صفر به معنای عدم همبستگی است.

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

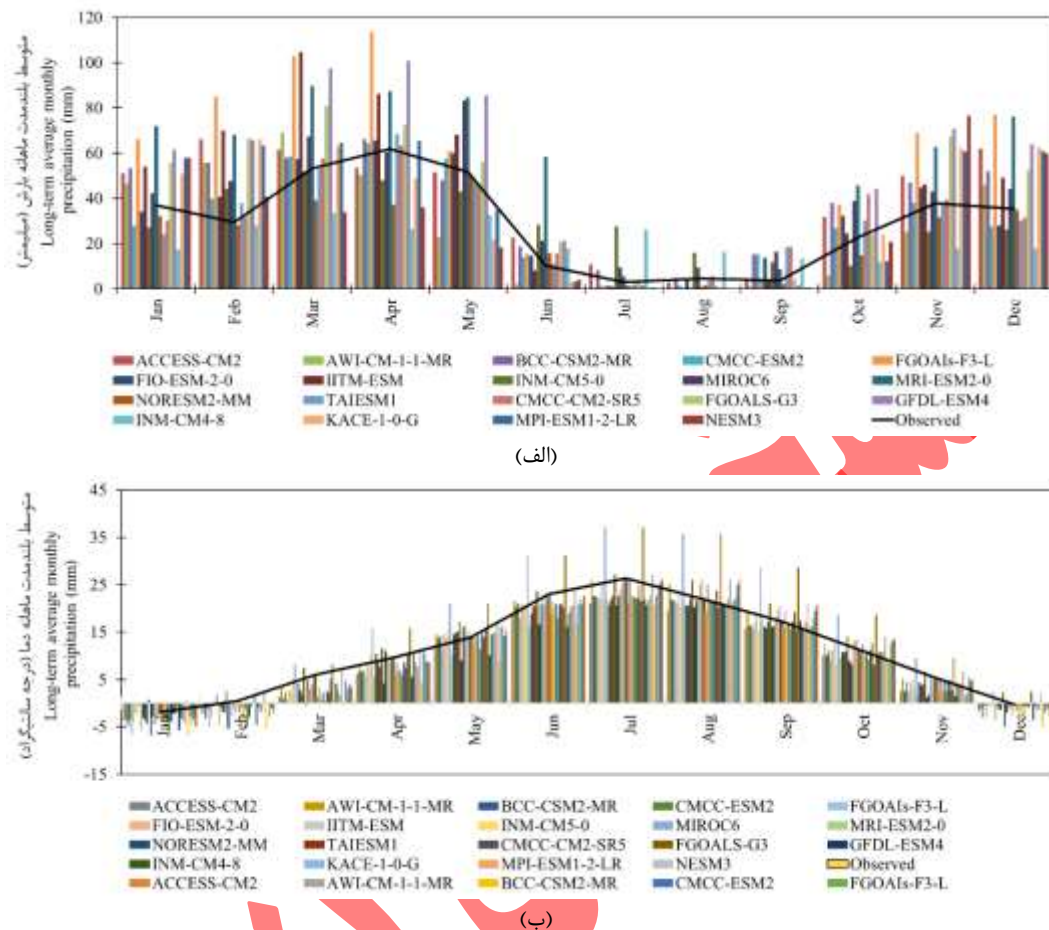
نتایج و بحث

نتایج مدل سازی متغیرهای اقلیمی

متوسط بلندمدت ماهانه دما و بارش شبیه سازی شده توسط ۱۹ مدل اقلیمی از گزارش ششم در دوره ۲۰۰۰-۱۹۷۱ محاسبه و با مقادیر متناظر دوره مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک میانه مقایسه شدند. نتایج مربوطه در شکل ۲ ارائه شده است.

با توجه به شکل ۲ (الف) در ماه های مارس و آوریل و می (ماه های پایانی فصل زمستان و ماه های ابتدایی فصل بهار)، بارش های مشاهده شده به نسبت سایر ماه ها مقادیر بالاتری دارند و بیش تر مدل ها نیز بارش های قابل قبولی را برآورد کرده اند. برخی مدل ها مانند CMCC-ESM2 و MRI-ESM2-0 بارش های بیش تری نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند و در ماه های پرآب مانند آوریل و می، به نسبت سایر ماه ها با مقایسه با مقادیر مشاهده شده تخمین درست تری داشته است. برخی مدل ها مانند FGOALS-F3-L و KACE-1-0-G بارش های کم تری نسبت به داده های مشاهده شده در فصل بهار که ماه های پرآب کشور است، برآورد کرده اند. این در حالی است که در فصل پاییز همین مدل ها بارش های بیش تری را نسبت به داده های مشاهده شده، شبیه سازی می نمایند. در ماه های تابستانی، بارش های مشاهده شده کمینه می شوند و بیش تر مدل ها نیز این روند را نشان می دهند. برخی مدل ها مانند INM-CM4-8 و MPI-ESM1-2-LR بارش های کم تری نسبت به داده های مشاهده شده، در کل ماه های سال (به غیر از ماه های تابستان) برآورد کرده اند. برخی مدل ها مانند GFDL-ESM4 و MIROC6 در کل ماه های سال بارش های بیش تری نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند. به طور کلی می توان گفت برخی از مدل ها مانند CMCC-ESM2 و FIO-ESM-2-0 عملکرد خوبی داشته اند و بارش های برآورد شده به طور تقریبی با داده های مشاهده شده هم خوانی داشتند و نیز برخی مدل ها مانند FGOALS-F3-L، MRI-ESM2-0 و GFDL-ESM4 در برخی ماه ها بارش های بسیار بیش تری را نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند، این در حالی است که برخی مدل ها مانند INM-CM4-8 بارش های بسیار کم تری تخمین زده اند.

همچنین با توجه به شکل ۲ (ب) قابل درک است که در ماه های زمستانی ژانویه و فوریه، دمای مشاهده شده به نسبت پایین است و بیش تر مدل ها نیز دمای پایینی را برآورد کرده اند. برخی مدل ها مانند CMCC-ESM2 و MRI-ESM2-0 در این ماه ها، دمای کم تری نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند. در ماه های بهاری آوریل و می، دمای مشاهده شده افزایش می یابد و بیش تر مدل ها نیز این روند را نشان می دهند. برخی مدل ها مانند MIROC6 و INM-CM5-0 دمای بیش تری نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند. در ماه های تابستانی ژولای و آگوست، دمای مشاهده شده بیشینه می شود و بیش تر مدل ها نیز این روند را نشان می دهند. در این ماه ها برخی مدل ها مانند GFDL-ESM4 و ACCESS-CM2 دمای کم تری نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند. در ماه های ابتدایی پاییزی (اکتبر و نوامبر)، دمای مشاهده شده روند کاهشی را دارد و بیش تر مدل ها نیز این روند را نشان می دهند. برخی مدل ها مانند MIROC6 و FGOALS-G3 دمای بیش تری نسبت به داده های مشاهده شده برآورد کرده اند. در ماه انتهایی فصل پاییز (دسامبر) به غیر از مدل های MIROC6 و FGOALS-G3 مابقی مدل ها دمای زیر صفر درجه سانتی گراد را نشان می دهد. به صورت خلاصه می توان گفت برخی مدل ها مانند AWI-CM-1-1-MR و MRI-ESM1-2-LR عملکرد خوبی داشته اند و دمای برآورد شده به طور تقریبی با داده های مشاهده شده هم خوانی دارند. در ادامه به منظور بررسی عملکرد مدل های اقلیمی، از معیارهای r ، RMSE، NRMSE، PBIAS، KGE، MAE و NSE استفاده شده است.



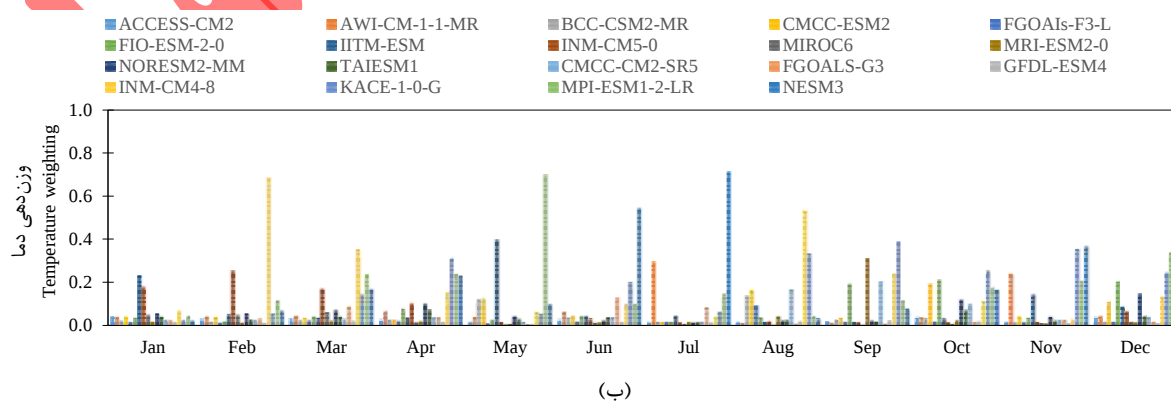
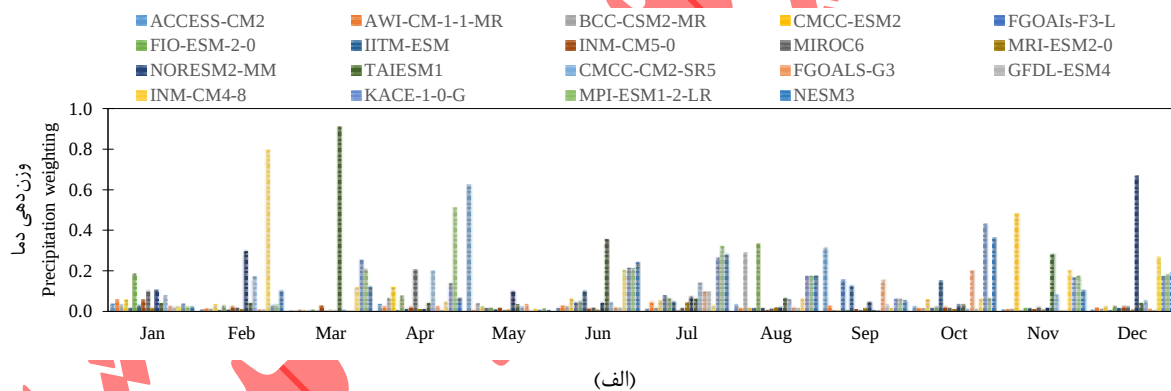
شکل ۲- مقایسه میانگین بلندمدت ماهانه (الف) بارش و (ب) دمای حاصل از مدل سازی و مقادیر متناظر مشاهداتی.
Fig 2. Comparison of The Long-Term Monthly Average of (a) Precipitation and (b) Temperature Obtained From Modeling and Corresponding Observational Values.

نتایج سنجش عملکرد مدل های اقلیمی

در این بخش، هریک از شاخص های آماری برای همه مدل های گزارش ششم اقلیمی محاسبه شد. بدین ترتیب که متوسط بلندمدت ماهانه بارش و دما محاسبه شد و نتیجه به این صورت حاصل شد که عملکرد مدل ها در شبیه سازی متغیر دما بهتر از بارش بوده است، به طوری که به عنوان مثال شاخص NSE برای بیش تر مدل ها نزدیک به یک بوده است و ضریب همبستگی بالا است که نشان دهنده عمل خوب مدل ها در شبیه سازی دما دارد، این در حالی است که برای متغیر بارش، تنها سه مدل FIO ، $CMCC-ESM2$ و $ESM-2-0$ شاخص NSE بیش تر از $0/85$ است. برای این شاخص مقادیر منفی و نزدیک به صفر برای متغیر بارش وجود دارد، در حالی که برای متغیر دما وجود ندارد. برای مدل $MIROC6$ در شبیه سازی متغیر دما با اینکه ضریب همبستگی $99/1$ درصد است، NSE مقدار ضعیف $0/33$ را نشان می دهد. این در حالی است که برای مدل $BCC-CSM2-MR$ با همان ضریب همبستگی $99/1$ درصد، NSE مقدار خوب $0/91$ (نزدیک به یک) را دارا است. در شبیه سازی متغیر بارش با مدل $GFDL-ESM4$ با اینکه بالاترین و بهترین ضریب همبستگی ($98/4$) را دارا است، اما NSE مقدار منفی را دارد و $RMSE$ به نسبت سایر مدل ها مقدار بالایی دارد که نشان دهنده عملکرد ضعیف این مدل در شبیه سازی متغیر بارش را دارد. با توجه به اینکه هر کدام از مدل ها از نظر هر معیار بهترین است و معیارها نسبت به هم مستقل هستند، و عملکرد مدل ها در شبیه سازی هر کدام از متغیرهای اقلیمی دما و بارش، متفاوت هستند، انتخاب بهترین مدل می تواند با استفاده از روش های تصمیم گیری چندمعیاره صورت گیرد.

نتایج وزن دهی مدل‌ها به تفکیک ماه

مقایسه میانگین بلندمدت دما و بارش مشاهده‌شده و خروجی مدل‌ها در شکل ۲ نشان می‌دهد که هرچند برخی مدل‌ها عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی متغیر اقلیمی در ماه یا فصل خاصی دارد، اما برای سایر ماه‌ها و فصل‌ها از مطلوبیت برخوردار نیستند. برای بهبود تحلیل و مقایسه، لازم است هریک از مدل‌ها براساس روش وزن‌دهی مبتنی بر میانگین مشاهداتی دما و بارش (رابطه (۱))، وزن‌دهی شوند. مقادیر وزن‌دهی مدل‌های اقلیمی گزارش ششم برای مقادیر بارش و دما به ترتیب در شکل ۳ (الف) و ۳ (ب)، ارائه شده است. به طور کلی از شکل ۳ (الف) می‌توان نتیجه گرفت، مدل IM-CM4-8 و NORESM2-MM نسبت به سایر مدل‌ها بیشترین وزن را برای بارش به خود اختصاص داده‌اند. همچنین مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L، کمترین وزن را برای بارش اختیار کرده‌اند. بنابراین مدل‌های IM-CM4-8 و NORESM2-MM می‌توانند بیشترین و مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L کمترین تأثیر را بر بارش و در نهایت بر رواناب منطقه طرح داشته باشند. همچنین شکل ۳ (ب) نشان می‌دهد که مدل‌های NESM3 و MPI-ESM1-2-LR بیشترین وزن را برای شبیه‌سازی متغیر دما دارد و مدل‌های GFDL-ESM4 و MIROC6 کمترین وزن را برای شبیه‌سازی این متغیر دارد. همچنین بررسی‌های پیش‌تر برای متغیر بارش نشان می‌دهد که برای فصول بهار و تابستان مدل MPI-ESM1-2-LR بالاترین وزن را داشته است و برای پاییز مدل KACE-1-0-G و برای زمستان مدل TALES1 بیشترین وزن را دارا است. برای متغیر دما نیز بررسی‌ها نشان می‌دهند که برای فصول بهار تا زمستان، به ترتیب مدل‌های MPI-ESM1-2-LR، NESM3، KACE-1-0-G و INM-CM4-8 بالاترین وزن را به خود اختصاص داده‌اند.

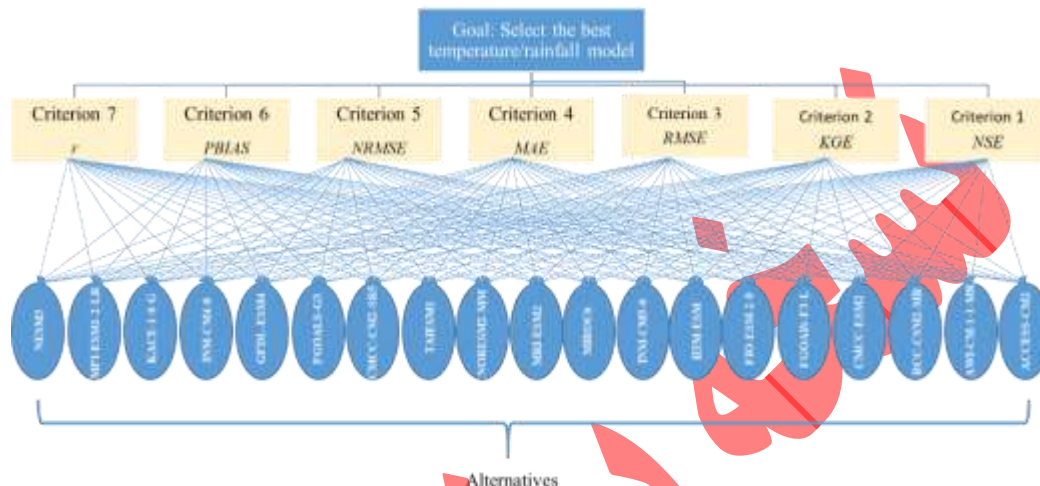


شکل ۳. وزن‌دهی مدل‌ها در شبیه‌سازی (الف) بارش و (ب) دما به تفکیک هر ماه.

Fig 3. Weighting of Models In Simulating (a) Precipitation and (b) Temperature By Month.

نتایج AHP

در تحقیق حاضر انتخاب بهترین مدل از بین ۱۹ مدل برای شبیه‌سازی هر دو متغیر دما و بارش مد نظر است. این انتخاب با توجه به هفت معیار اصلی که به‌عنوان شاخص‌های آماری معرفی شده‌اند، انجام می‌گیرد. روند و ساختار سلسله مراتبی براساس هدف و معیارها و گزینه‌ها برای هر دو متغیر بارش و دما در شکل ۴ آورده شده است.



شکل ۴. روند و ساختار سلسله مراتبی براساس هدف و معیارها و گزینه‌ها برای متغیر بارش و دما.

Fig 4. Process and hierarchical structure based on goal, criteria, and options for precipitation variable and temperature.

با تکمیل شدن ساختار سلسله مراتبی در این مرحله مقایسه زوجی بین معیارها انجام می‌گیرد. نتایج حاصل از وزن‌های تلفیقی به دست‌آمده برای معیارها در شکل ۵ نمایش داده شده است.



شکل ۵. مقایسه زوجی معیارها.

Fig 5. Pairwise Comparison of Criteria.

نتایج حاصله از مقایسه زوجی معیارها در نرم‌افزار Expert Choice نشان‌دهنده این است که معیار *NSE* اثرگذارترین و مؤثرترین معیار در تصمیم‌گیری کارشناسان می‌باشد. طبق نظرسنجی سه معیار *NRMSE*، *MAE* و *RMSE* از نظر کارشناسان دارای ارزش یکسانی بوده و امتیازی یکسان را برای آنها در نظر گرفته شده است. با توجه به این که اختلاف در وزن‌ها می‌تواند منجر به تغییرات قابل توجه در نتایج شود، بنابراین دقت در تعیین وزن‌ها با استفاده از مقایسات زوجی دقیق، برای حصول نتیجه‌ای معتبر مهم است. نرخ ناسازگاری زمانی مناسب است که مقدارش کوچک‌تر یا مساوی ۰/۱ باشد، بنابراین با توجه به این که مقدار نرخ ناسازگاری در مقایسه زوجی معیارها ۰/۰۳ است، بنابراین سازگاری مناسبی بین قضاوت‌های کارشناسان حاکم است. در ادامه، مقایسه زوجی یا دو به دوی مدل‌ها نسبت به هر شاخص طبق نظر متخصصین انجام گرفت.

با تمرکز بر هر معیار، مدل برگزیده برای بارش و دما با توجه به وزن‌دهی‌هایی که کارشناسان انجام دادند، یکسان نمی‌باشد. هم‌چنین در میان هفت معیار مدنظر مدل CMCC-ESM2، FIO-ESM-2-0، TAIESM1 از لحاظ سه معیار (*NRMSE* و *RMSE*، *NSE*)، به عنوان مدل برگزیده بارش انتخاب شدند که نشان‌دهنده عملکرد مناسب این مدل‌ها در شبیه‌سازی بارش می‌باشد. مدل‌های AWI-

برگزیده دما انتخاب شده است. CM-1-1-MR از لحاظ دو معیار ($RMSE$ و MAE) و مدل MPI-ESM1-2-LR نیز از لحاظ دو معیار (NSE و $NRMSE$) به عنوان مدل

در دنیای پیچیده تصمیم‌گیری‌های چندمعیاره، انتخاب بهترین گزینه به سادگی مقایسه اعداد نیست. نرم‌افزار Expert Choice با رویکرد سلسله مراتبی خود، امکان بررسی دقیق و منسجم همه معیارها را فراهم می‌کند. در جدول ۷ بهترین گزینه با توجه به همه معیارها به ترتیب برای شبیه‌سازی بارش و دما، ارائه شده است.

جدول ۳. اولویت‌بندی مدل‌ها نسبت به همه معیارها با هم برای شبیه‌سازی (الف) بارش و (ب) دما.

Table 3. Prioritization of Models Concerning All Criteria for Simulating (a) Precipitation and (b) Temperature.

مدل برتر دما به ترتیب	مدل برتر بارش به ترتیب
The best temperature model, in order	The best precipitation model, in order
MPI-ESM1-2-LR, AWI-CM-1-1-MR, IITM-ESM, KACE-1-0-G, CMCC-ESM2, INM-CM4-8, FIO-ESM-2-0, NORESM2-MM, CMCC-CM2-SR5, INM-CM5-0, NESM3, TAIESM1, FGOALS-G3, BCC-CSM2-MR, ACCESS-CM2, FGOAIS-F3-L, MRI-ESM2-0, GFDL-ESM4, MIROC6	CMCC-ESM2, TAIESM1, FIO-ESM-2-0, CMCC-CM2-SR5, NORESM2-MM, BCC-CSM2-MR, INM-CM5-0, MIROC6, AWI-CM-1-1-MR, ACCESS-CM2, MPI-ESM1-2-LR, FGOALS-G3, KACE-1-0-G, NESM3, INM-CM4-8, IITM-ESM, GFDL-ESM4, FGOAIS-F3-L, MRI-ESM2-0

با توجه به جدول ۳ با در نظر گرفتن تمامی معیارها، بهترین مدل برای تولید داده‌های آبی بارش مدل CMCC-ESM2 و بهترین مدل برای تولید داده‌های آبی دما مدل MPI-ESM1-2-LR می‌باشد. در این گام تحلیل حساسیت برای هر مدل نسبت به هر معیار با هدف یافتن بهترین مدل برای بارش و دما انجام شد. مدل‌هایی که نسبت به کل ۱۹ مدل دارای بیش‌ترین حساسیت هستند در جدول ۴ و ۵ ارائه شده است.

جدول ۴. تغییرات عدد حساسیت مدل با بیش‌ترین حساسیت نسبت به هر معیار (مربوط به بارش).

Table 4. Changes in The Sensitivity Number of The Model With The Highest Sensitivity To Each Criterion (Related To Precipitation).

مدل Model	NSE (Dimensionless)	KGE (Dimensionless)	$RMSE$ (mm)	MAE (mm)	$NRMSE$ (Dimensionless)	$PBIAS$ (%)	r (%)
CMCC-ESM2	0.47*	0.46	0.53*	0.48	0.49*	0.34	0.33
FIO-ESM-2-0	0.44	0.30	0.47	0.34	0.44	0.20	0.74*
INM-CM5-0	0.19	0.15	0.18	0.13	0.20	0.46*	0.05
TAIESM1	0.42	0.59*	0.41	0.54*	0.42	0.40	0.21

جدول ۵. تغییرات عدد حساسیت مدل با بیش‌ترین حساسیت نسبت به هر معیار (مربوط به دما).

Table 5. Changes in The Sensitivity Number of The Model With The Highest Sensitivity To Each Criterion (Related to Temperature).

مدل Model	NSE (Dimensionless)	KGE (Dimensionless)	$RMSE$ (mm)	MAE (mm)	$NRMSE$ (Dimensionless)	$PBIAS$ (%)	r (%)
AWI-CM-1-1-MR	0.55*	0.40	0.72*	0.70*	0.50	0.68	0.50
IITM-ESM	0.46	0.71*	0.59	0.70*	0.44	0.47	0.12

FGOALS-G3	0.17	0.12	0.11	0.11	0.18	0.12	0.62*
MPI-ESM1-2-LR	0.56*	0.66	0.68	0.49	0.55*	0.56	0.64*
NESM3	0.26	0.14	0.22	0.13	0.28	0.72*	0.23

در جداول ۴ و ۵ مدل‌هایی که دارای بیش‌ترین عدد حساسیت نسبت به معیارها در مقایسه با سایر گزینه‌ها هستند با علامت ستاره نشان داده شدند. در جدول ۴ که نشان‌دهنده تغییرات عدد حساسیت حساس‌ترین مدل‌ها نسبت به هر معیار (مربوط به بارش) است، مدل CMCC-ESM2 با حساسیت ۰/۴۷ بالاترین حساسیت را نسبت به معیار *NSE* دارند. مدل CMCC-ESM2 با حساسیت ۰/۵۳ در تخمین *RMSE* بسیار حساس است. همچنین، مدل CMCC-ESM2 با حساسیت ۰/۴۹ بالاترین حساسیت را در تخمین *NRMSE* دارا است. در جدول ۵ که نشان‌دهنده تغییرات عدد حساسیت حساس‌ترین مدل‌ها نسبت به هر معیار (مربوط به دما) است، مدل‌های MPI-ESM1-2-LR با حساسیت ۰/۵۶ بیان‌گر این است که عملکرد این مدل‌ها نسبت به معیار *NSE* حساس است. مدل MPI-ESM1-2-LR با حساسیت ۰/۵۵ بالاترین حساسیت را در تخمین *NRMSE* دارا است. مدل MPI-ESM1-2-LR با حساسیت ۰/۶۴ حساسیت بسیار زیادی نسبت به معیار همبستگی (*r*) دارند. به‌طور اجمالی می‌توان گفت با توجه به نتایج حاصل از جدول تغییرات عدد حساسیت هر مدل نسبت به هر معیار (مربوط به بارش) مدل CMCC-ESM2 و با توجه به نتایج حاصل از جدول تغییرات عدد حساسیت هر مدل نسبت به هر معیار (مربوط به دما) مدل AWI-CM-1-1-MR و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین حساسیت را نسبت به معیارها دارند.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر، متوسط بلندمدت ماهانه دما و بارش شبیه‌سازی شده توسط ۱۹ مدل اقلیمی از گزارش ششم در دوره ۱۹۷۱-۲۰۰۰ برای حوضه قرنقو محاسبه و با مقادیر متناظر دوره مشاهداتی مقایسه شدند. به‌طور کلی می‌توان گفت برخی از مدل‌ها مانند CMCC-ESM2 و FIO-ESM-2-0 عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی بارش داشته‌اند و بارش‌های برآورد شده به‌طور تقریبی با داده‌های مشاهده شده هم‌خوانی داشتند و نیز برخی مدل‌ها مانند FGOALS-F3-L، MRI-ESM2-0 و GFDL-ESM4 در برخی ماه‌ها بارش‌های بسیار بیش‌تری را نسبت به داده‌های مشاهده شده برآورد کرده‌اند، این در حالی است که برخی مدل‌ها مانند INM-CM4-8 بارش‌های بسیار کم‌تری تخمین زده‌اند. همچنین، برخی مدل‌ها مانند AWI-CM-1-1-MR و MRI-ESM1-2-LR عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی دما داشته‌اند و دمای برآورد شده به‌طور تقریبی با داده‌های مشاهده شده هم‌خوانی دارند. در ادامه به‌منظور بررسی عملکرد مدل‌های اقلیمی، از معیارهای *r*، *RMSE*، *NRMSE*، *PBIAS*، *KGE*، *MAE* و *NSE* استفاده شده است. هریک از شاخص‌های آماری برای همه مدل‌های گزارش ششم اقلیمی محاسبه شد. نتایج این‌گونه است که به‌عنوان مثال شاخص *NSE* برای بیش‌تر مدل‌ها نزدیک به یک بوده است و ضریب همبستگی بالا است که نشان‌دهنده عمل خوب مدل‌ها در شبیه‌سازی دما دارد، این در حالی است که برای متغیر بارش، تنها سه مدل CMCC-ESM2، FIO-ESM-2-0 و TAIESM1 شاخص *NSE* بیش‌تر از ۰/۸۵ است. برای این شاخص مقادیر منفی و نزدیک به صفر برای متغیر بارش وجود دارد، در حالی که برای متغیر دما وجود ندارد.

مقایسه میانگین بلندمدت دما و بارش مشاهده شده و خروجی مدل‌ها نشان می‌دهد که هرچند برخی مدل‌ها عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی متغیر اقلیمی در ماه یا فصل خاصی دارد، اما برای سایر ماه‌ها و فصل‌ها از مطلوبیت برخوردار نیستند. برای بهبود تحلیل و مقایسه، لازم است هریک از مدل‌ها براساس روش وزن‌دهی مبتنی بر میانگین مشاهداتی دما و بارش، وزن‌دهی شوند. مقادیر وزن دهی مدل‌های اقلیمی گزارش ششم برای مقادیر بارش و دما نشان دادند که مدل INM-CM4-8 و NORESM2-MM نسبت به سایر مدل‌ها بیش‌ترین وزن را برای بارش به خود اختصاص داده‌اند. همچنین مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L کم‌ترین وزن را برای بارش اختیار کرده‌اند. بنابراین مدل‌های INM-CM4-8 و NORESM2-MM می‌توانند بیش‌ترین و مدل‌های IITM-

ESM و FGOALS-F3-L کم‌ترین تأثیر را بر بارش و در نهایت بر رواناب منطقه طرح داشته باشند. همچنین مدل‌های NESM3 و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی متغیر دما دارد و مدل‌های GFDL-ESM4 و MIROC6 کم‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی این متغیر دارد.

در تحقیق حاضر انتخاب بهترین مدل از بین ۱۹ مدل برای شبیه‌سازی هر دو متغیر دما و بارش مد نظر است. این انتخاب با توجه به هفت معیار اصلی که به‌عنوان شاخص‌های آماری معرفی شده‌اند، انجام می‌گیرد. نتایج حاصله از مقایسه زوجی معیارها در نرم افزار Expert Choice نشان‌دهنده این است که معیار NSE اثرگذارترین و مؤثرترین معیار در تصمیم‌گیری کارشناسان می‌باشد. در میان هفت معیار مدنظر مدل CMCC-ESM2 از لحاظ سه معیار (NSE ، $RMSE$ و $NRMSE$)، مدل برگزیده بارش انتخاب شده است که نشان‌دهنده عملکرد مناسب این مدل در شبیه‌سازی بارش می‌باشد. مدل‌های AWI-CM-1-1-MR از لحاظ دو معیار ($RMSE$ و MAE) و مدل MPI-ESM1-2-LR نیز از لحاظ دو معیار (NSE و $NRMSE$) به‌عنوان مدل برگزیده دما انتخاب شده است. با در نظر گرفتن تمامی معیارها، بهترین مدل برای تولید داده‌های آبی بارش مدل CMCC-ESM2 و بهترین مدل برای تولید داده‌های آبی دما مدل MPI-ESM1-2-LR می‌باشد. با توجه به این امر که دما یک متغیر پایدارتر و با تغییرات آهسته‌تر است، مدل‌ها به‌طور معمول قادر هستند آن را با دقت بالاتری شبیه‌سازی کنند. همان‌طور که نتایج نشان دادند عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی متغیر دما بهتر از بارش بوده است، که با نتایج خیاط و همکاران (Khayat et al., 2020)، صمدی و همکاران (Samadi et al., 2009)، المزروئی و همکاران (Almazroui et al., 2021)، فرزانه و همکاران (Farzaneh et al., 2010) و رضانی اعتدالی و کوهی (Ramezani Etiedali and Khoohi, 2024) مطابقت دارد. علاوه بر این، عدم قطعیت‌های موجود در پارامترسازی فرآیندهای بارش، به‌ویژه در مناطق با توپوگرافی پیچیده مانند حوضه قرقو، می‌تواند دقت شبیه‌سازی بارش را کاهش دهد. بنابراین، مدل‌هایی که توانایی بهتری در پارامترسازی فرآیندهای بارش دارند، به‌طور معمول عملکرد مناسب‌تری نشان می‌دهند. یعقوب‌زاده (Yaghoobzadeh, 2022) در پژوهش خود نشان داد که استفاده از دوره‌های طولانی‌تر تاریخی، مانند بازه ۱۹۶۰ تا ۱۹۹۰، برای شبیه‌سازی متغیر بارش منجر به نتایج دقیق‌تری می‌شود. این یافته با نتایج تحقیق حاضر هم‌خوانی دارد.

منابع

- Anil, S., & Raj P. A. (2022). Deciphering the projected changes in CMIP-6-based precipitation simulations over the Krishna River Basin. *Journal of Water & Climate Change*, 13(3), 1389–1407. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.399>.
- Almazroui, M., Ashfaq, M., Islam, M. N., Rashid, I. U., Kamil, S., Adnan Abid, M., O'Brien, E., Ismail, M., Reboita, M. S., Sörensen, A. A., Arias, P. A., Alves, L. M., Tippet, M. K., Saeed, S., Haarsma, R., Doblas-Reyes, F. J., Saeed, F., Kucharski, F., Nadeem, I., Silva-Vidal, Y., Rivera, J. A., Ehsan, M. A., Martínez-Castro, D., Muñoz, Á. G., Coppola, E., & Bamba Sylla, M. (2021). Assessment of CMIP6 performance and projected temperature and precipitation changes over South America, *Earth Systems and Environment*, 5, 155–183. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00233-6>.
- Ashofteh, P.-S., Bozorg-Haddad, O. & Mariño, M. (2013). Climate change impact on reservoir performance indexes in agricultural water supply. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 139(2), 85-97. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)IR.1943-4774.0000496](https://doi.org/10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000496).
- Ashofteh, P.-S. (2018). Evaluation of the flexibility of the reservoir system in terms of climate change in the optimal supply of water. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 49(2), 269–279. [In Persian]. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2017.226689.66762>.
- Abdolzadeh, F., Khorshiddoust, A. M. & Jahanbakhsh, S. (2021). Assessment of the performance of the CMIP6 model for the analysis of temperature and precipitation in the Urmia Lake basin. *Journal of Climate Change Research*, 3(11), 17-30. [In Persian]. <https://doi.org/10.30488/CCR.2022.361233.1093>.
- Bayissa, Y., Melesse, A., Bhat, M., Tadesse, T. & Shiferaw, A. (2021). Evaluation of regional climate models (RCMs) using precipitation and temperature-based climatic indices: (A case study of Florida, USA), *Water*, 13(17). <https://doi.org/10.3390/w13172411>.
- Dehghani, A., Mortazavi, F., Dehghani, A., Rahmat, M. B., Galavi, H., Bolonio, D., Ng, J. L., Rezaverdinejad, V. & Mirzaei, M. (2025). Multi-model assessment of climate change impacts on drought characteristics. *Natural Hazards*, 121(5), 6069–6084. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-07015-z>.

Farzaneh, M. R., Samadi, S. Z., Akbarpour, A. & Eslamian, S. S. (2010). Introducing selected predictors for statistical-regression downscaling in the Behesht Abad sub-basin of North Karun, 01st Iranian National Conference on Applied Research in Water Resources. 11 May 2010. Kermanshah, Kermanshah University of Technology. [In Persian]. <https://civilica.com/doc/112792>.

Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K. & Martinez, G.F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: (Implications for improving hydrological modelling). *Journal of Hydrology*, 377(1–2), 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>.

Houngue, N.R., Almoradie, A.D.S. & Evers, M. (2022). A multi-criteria decision analysis approach for regional climate model selection and future climate assessment in the Mono River Basin, Benin and Togo. *Journal of Atmosphere*, 13(9), 1471. <https://doi.org/10.3390/atmos13091471>.

Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.

Helmi, M., Neyshabouri, S. Z., Amirabadizadeh, M. & Yaghoobzadeh, M. (2024). Evaluation of SDSM, LARS-WG, and ANN methods in downscaling of temperature and precipitation for two different climates. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, 1(4), 105–118. [In Persian]. <https://doi.org/10.22077/JDCR.2023.6996.1049>.

IPCC, 2021: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press

Kim, Y.-H., Min, S.-K., Zhang, X., Sillmann, J. & Sandstad, M. (2020). Evaluation of the CMIP6 multi-model ensemble for climate extreme indices. *Weather and Climate Extremes*, 29, 100269. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2020.100269>.

Kjellström, E., Boberg, F., Castro, M. & Christensen, J. H. (2010). Daily and monthly temperature and precipitation statistics as performance indicators for regional climate models. *Climate Research*, 44(2-3), 135-150. <https://doi.org/10.3354/cr00932>.

Khayat, A., Amirabadizadeh, M., Pourreza-Bilondi, M. & Khozaymehnehad, H. (2020). Study temperature and precipitation parameters under the effect of climate change (Case study: Birjand Plain). *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 11(1), 200–210. [In Persian]. <https://doi.org/10.22059/iwe.2020.114963>.

Mirzaei, M., Shirmohammadi, A., Ruiz-Barradas, A., Olson, L. J. & Negahban-Azar, M. (2025). Climate change effects on the spatial and temporal distribution of extreme precipitation in the Mid-Atlantic region. *Urban Climate*, 61, 102382. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2025.102382>.

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D. & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885–900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>.

Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models, Part I—A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282–290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6).

Parviz, L., Kazemi, B. & Hatef, M. A. (2024). Utilization of the climate indices and the multi-criteria decision-making approach in crop yield forecasting in line with policy making in agriculture. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, 2(3), 49–66. <https://doi.org/10.22077/jdcr.2024.7942.1072>.

Pradhan, P., Shrestha, S., Sundram, S.M.M. & Virdis, S. (2021). Evaluation of the CMPI5 general circulation models for simulating the precipitation and temperature of the Koshi River basin in Nepal. *Journal of Water and Climate Change*, 12(1). <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.124>.

Pearson, K. (1895). Notes on regression and inheritance in the case of two parents. *Proceedings of the Royal Society of London*, 58, 240-242. <https://doi.org/10.1098/rspl.1895.0041>.

Ramezani Etedali, H., & Koohi, S. (2024). Investigating the impact of climate change on the aridity in Iran with a population exposure approach. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, In Press. [In Persian]. <https://doi.org/10.22077/jdcr.2024.8258.1079>.

Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: The analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 48(1), 9-26. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90057-I](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90057-I).

Samadi, S. Z., Massah Bavani, A. R. & Mahdavi, M. (2009). Selecting a predictor variable for statistical downscaling of temperature and precipitation data in the Karkheh watershed, *Fifth National Conference on Watershed Management Science and Engineering of Iran*. 11-12 May 2010. Golestan, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources. [In Persian]. <https://civilica.com/doc/87064>

Weyant, J. (2017). Some contributions of integrated assessment models of global climate change. *Review of Environmental Economics and Policy*, 11(1), 115-137. <https://doi.org/10.1093/reep/rew018>.

Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30(1), 79–82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>.

Yaghoobzadeh, M. (2022). Selecting the best general circulation model and historical period to determine the effects of climate change on precipitation, *IDŐJÁRÁS/Quarterly journal of the Hungarian meteorological service*, 126(2): 247-265. <https://doi.org/10.28974/idojaras.2022.2.5>.

فصلنامه علمی
ایده‌های نوین
در اندیشه